

*І.В. Ізонін, Р.О. Ткаченко, д-р техн. наук, професор,
Д.Д. Пелешко, д-р техн. наук, професор, Д.А. Батюк
(Національний університет «Львівська політехніка»)*

МЕТОД ЗБІЛЬШЕННЯ РОЗДІЛЬНОЇ ЗДАТНОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Представлено новий метод збільшення роздільної здатності зображень - на основі штучних нейронних мереж. Перевагою розробленого нейромережевого методу на основі моделі геометричних перетворень є досягнення високого рівня генералізації в умовах обмеженої вибірки навчальних даних. Проведено ряд модельних експериментів щодо встановлення оптимальних параметрів при передобробці зображень та навчанні ШНМ. Експеримент щодо розбиття зображення на фрейми для формування навчальної вибірки показав, що здатність ШНМ до генералізації суттєво зменшується при збільшенні розміру блока, що впливає на якість синтезованого зображення. Зміна ступеня нелінійності синапсів у графічному інтерфейсі користувача func*net Express, який використовувався для навчання та тестування методу, дає змогу стверджувати, що збільшення цього показника суттєво не впливає на сприйняття зображення. Теоретичні висновки, отримані при візуальному аналізі синтезованих зображень, повністю доводяться результатами оцінки метриками MSE, PSNR, UIQ та SSIM. Порівняльний аналіз зображень збільшених у 4 рази, отриманих нашим методом та ще двома відомими, показує кращі оцінки за усіма чотирма метриками, що свідчить про можливість практичного застосування методу в конкретній прикладній галузі.

Ключові слова: зображення, роздільна здатність, нейронна мережа, модель геометричних перетворень, інтерполяція, графічний інтерфейс користувача func*net.

І.В. Ізонин, Р.А. Ткаченко, Д.Д. Пелешко, Д.А. Батюк,

МЕТОД УВЕЛИЧЕНИЯ РАЗРЕШЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Представлен новый метод увеличения разрешения изображений – на основе искусственных нейронных сетей. Преимуществом разработанного нейросетевого метода на основе модели геометрических преобразований является достижение высокого уровня генерализации в условиях ограниченной выборки обучающих данных. Проведен ряд модельных экспериментов по установлению оптимальных параметров при предобработке изображений и обучении ИНС. Эксперимент по разбиению изображения на фреймы для формирования обучающей выборки показал, что способность к генерализации существенно уменьшается при увеличении размера блока, что влияет на качество синтезированного изображения. Изменение степени нелинейности синапсов в графическом интерфейсе пользователя func * net Express, который использовался для обучения и тестирования метода, позволяет утверждать, что увеличение данного показателя существенно не влияет на восприятие изображения. Теоретические выводы, полученные при визуальном анализе синтезированных изображений дополняются результатом оценки метриками MSE, PSNR, UIQ и SSIM. Сравнительный анализ изображений, увеличенных в 4 раза, полученных нашим методом и двумя существующими, показывает лучшие оценки по всем четырем метрикам, что свидетельствует о возможности практического применения метода в конкретной прикладной области.

Ключевые слова: изображение, разрешение, нейронная сеть, модель геометрических преобразований, интерполяция, графический интерфейс пользователя func*net.

METHOD OF INCREASING THE RESOLUTION OF THE IMAGES BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

This paper presents a new method for increasing the resolution of the image - based on the artificial neural networks. The advantage of the developed ANN's method based on models of geometric transformation is to achieve a high level of generalization in a limited sample of training data. A series of model experiments to establish optimal parameters for image preprocessing and ANN training are made. Experiment on the decomposition of the image to frames for to form learning sample showed that the ability to generalize significantly decreases with increasing block size, which affects the quality of the synthesized image. Changing the degree of nonlinearity of synapses in the graphical user interface func*net Express, which was used for training and testing of the method suggests that the increase of this index does not significantly affect the perception of the image. The theoretical conclusions obtained by visual analysis of the synthesized images are complemented by the result of evaluation metrics MSE, PSNR, UIQ and SSIM. Comparative analysis of the images enlarged 4 times, obtained by our method and two existing, shows best scores on all four metrics, suggesting the possibility of practical application of the method in a particular application area.

Keywords: image resolution, a neural network, model of geometric transformations, interpolation, a graphical user interface func * net.

Вступ та аналіз літературних джерел

Технологія, що використовується в цифрових пристроях для захоплення зображень, базується як правило, на CCD чипах або CMOS-давачах. Ці пристрої сягають точки, у якій стає фізично важко збільшити кількість пікселів, які можуть бути захоплені пристроєм. Існує два основних способи збільшити кількість пікселів, що містяться на датчику: фізично зменшити розміри кожного пікселя, що дозволить збільшити щільність пікселів, або збільшити розмір самого датчика, що уможливить збільшення кількості пікселів на ньому. Зменшення розміру кожного пікселя зменшує кількість світла, доступного для поглинання. Зменшення світла до певного рівня, може викликати появу такого фізичного явища як дробовий шум. Він з'являється через порушення в захопленні малої кількості доступних фотонів (маленькі "пакети" зі світла). Альтернативний спосіб - збільшення кількості пікселів на датчику зображення - призводить до збільшення ємності через нього, що зумовлює збільшення часу, необхідного для передачі захопленого зображення в пам'ять, а також вартість подібного пристрою. Оскільки сучасні цифрові пристрої захоплення матриці зображення накладають ряд обмежень на її розмірність, виникає практична задача бездефектної деталізації зображення або певного об'єкта уваги на зображенні програмним шляхом. Одним із можливих шляхів її розв'язання є маніпулювання роздільною здатністю. Вирішення подібної задачі зумовлюється і потребами конкретних прикладних галузей:

- відеоспостереження – зупинка кадру і збільшення області уваги на відео для кращого сприйняття (подивитися номерний знак у відео);
- криміналістика: підвищення роздільної здатності для автоматичного розпізнавання цілі (спробувати розпізнати обличчя злочинця, біометричні дані) тощо;
- дистанційне зондування: збільшення роздільної здатності зображення на основі групи однотипних зображень низької роздільності (побачити деталізовану картину місцевості);
- медична візуалізація: на основі отриманих декількох зображень із субпіксельним зсувом деталізувати область уваги при діагностиці (КТ, МРТ ультразвукова діагностика і т.д.);
- стандартне перетворення відео, наприклад, від NTSC-відеосигналу до HDTV-сигналу.
- інші.

Збільшення зображення в декілька разів зі збереженням його інформативності являється основною ціллю багатьох алгоритмів інтерполяції. Не дивлячись на це, результати масштабування можуть суттєво варіюватися залежно від обраних алгоритмів.

Одним з лінійних алгоритмів збільшення роздільної здатності зображень є метод найближчого сусіда. Це найпростіший і водночас швидкий метод. Основним недоліком цього методу є сильно виражений ефект ступінчастості на синтезованому зображенні. Метод білінійної фільтрації працює довше в порівнянні з попереднім. Також, його використання супроводжується появою іншого артефакту - на результуючому зображенні проявляється ефект розмитості. Цей метод варто використовувати при збільшенні зображення з плавними градієнтними переходами і не варто – для зображень з чіткими контурами. Перелік методів збільшення роздільної здатності зображення, які працюють лише з одним зображенням, на цьому не закінчується, проте їх робота супроводжується появою різноманітних артефактів, що є небажаним при вирішенні подібних задач.

Іншим підходом [1] до вирішення цієї проблеми є методи, що базуються на навчанні. Ідею методу збільшення роздільної здатності зображень на основі навчання запропонував Фрімен [6], а потім розширив Бішоп [7]. Більшість оригінальних алгоритмів цієї групи для зображень будуються на методі Фрімена, алгоритми для обробки відео – на ідеї Бішопа. Метод Фрімена включає два етапи – навчання та пошук. Для його реалізації необхідна пара зображень – з високою та низькою роздільною здатністю, які розбиваються на фрейми. На стадії навчання, на основі Марковських мереж, алгоритм встановлює взаємозв'язки між фреймами високої та низької роздільності. Саме ці зв'язки використовуються на другій стадії – пошуку – задля підвищення роздільності зображення. Фрімен представив декілька алгоритмів для реалізації свого методу, проте їх основною проблемою є необхідність наявності великої навчальної вибірки даних.

Мета дослідження

Основною ціллю роботи є розробка нового методу збільшення роздільної здатності зображень на основі штучних нейронних мереж моделі геометричних перетворень, що забезпечуватиме швидкість та надійність навчання, високий ступінь генералізації при застосуванні та якісні результати роботи. Для цього необхідно розв'язати такі завдання: дослідити вплив особливостей підготовки зображень до навчання на якість синтезованого методом зображення; оцінити вплив параметрів нейронної мережі на візуальне сприйняття зображень; здійснити порівняльний аналіз результатів роботи методу на основі різних показників якості зображень; порівняти результати роботи методу з існуючими, зробити висновки.

1. Теоретична частина

Для вирішення задачі збільшення роздільної здатності зображень на основі цього підходу розроблено метод з використанням штучних нейронних мереж (ШНМ). При виборі типу ШНМ виходимо з таких міркувань:

- швидкодія в режимі навчання та тестування має бути високою,
- навчання повинно бути достатньо надійним і забезпечувати функціонування в автоматичному режимі.

Вказаним вимогам відповідають штучні нейронні мережі моделі геометричних перетворень (ШНМ МГП) як лінійних, так і нелінійних типів. Докладний опис ШНМ на основі моделі геометричних перетворень можна знайти у [2,3].

Основою методу є пара зображень високої та низької роздільної здатності (рис.1) на основі яких проводиться навчання ШНМ. Нехай зображення низької роздільності є матрицею I , розмірністю $(l \times l)$, а зображення високої роздільної здатності – матрицею I^m , розмірністю $(l * m \times l * m)$ із значень інтенсивності пікселів (1), де m – коефіцієнт збільшення роздільної здатності:

$$I = \begin{pmatrix} c_{1,1} & \dots & c_{1,l} \\ \dots & \dots & \dots \\ c_{l,1} & \dots & c_{l,l} \end{pmatrix}, I^m = \begin{pmatrix} c^m_{1,1} & \dots & c^m_{1,l} \\ \dots & \dots & \dots \\ c^m_{l,1} & \dots & c^m_{l,l} \end{pmatrix} \quad (1)$$

Метод включає такі кроки – підготовка даних, навчання та застосування.



Рисунок 1 – Пара 8-бітових зображень розмірністю 128×128 та 512×512 пікселів відповідно

Етап 1. На етапі підготовки даних ми розбиваємо два зображення на однакову кількість (n) блоків (фреймів) - $P_{i,j}, P^m_{i,j}$:

$$P_{i,j} = \begin{pmatrix} c_{i,j} & \dots & c_{i,k+j} \\ \dots & \dots & \dots \\ c_{k+i,j} & \dots & c_{k+i,j+k} \end{pmatrix}, P^m_{i,j} = \begin{pmatrix} c^m_{i,j} & \dots & c^m_{i,(k+j)*m} \\ \dots & \dots & \dots \\ c^m_{(k+i)*m,j} & \dots & c^m_{(k+i)*m,(j+k)*m} \end{pmatrix}, \quad (2)$$

де $n = \frac{l}{k}, k \times k = \dim(P_{i,j})$. Таким чином обидва зображення можна представити у вигляді такого набору фреймів:

$$I = \begin{pmatrix} P_{1,1} & \dots & P_{1,n} \\ \dots & \dots & \dots \\ P_{n,1} & \dots & P_{n,n} \end{pmatrix}, I^m = \begin{pmatrix} P^m_{1,1} & \dots & P^m_{1,n} \\ \dots & \dots & \dots \\ P^m_{n,1} & \dots & P^m_{n,n} \end{pmatrix}. \quad (3)$$

Далі, із відповідних блоків кожного із зображень формуємо n -векторів, що міститимуть інтенсивності пікселів обох зображень (4) та записуємо їх у файл в такому вигляді:

$$\begin{aligned} v_1 &= (P_{1,1}, \dots, P^m_{1,1}) = (c_{i,j}, \dots, c_{i+k,j+k}, c^m_{i,j}, \dots, c^m_{(i+k)*m,(j+k)*m}), \\ &\dots \\ v_n &= (P_{n,1}, \dots, P^m_{n,1}) = (c_{i,j}, \dots, c_{i+k,j+k}, c^m_{i,j}, \dots, c^m_{(i+k)*m,(j+k)*m}), \end{aligned} \quad (4)$$

де $c_{i,j}, \dots, c_{i+k,j+k}$ – входи ШНМ, $c^m_{i,j}, \dots, c^m_{(i+k)*m,(j+k)*m}$ – виходи. На цьому підготовка даних для ШНМ завершується.

Етап 2. Сформований таким чином текстовий файл з даними завантажуюмо для навчання в штучну нейронну мережу. Графічний інтерфейс користувача func*net Express [2], який використовувався для моделювання роботи методу, має ряд вбудованих параметрів

(нормалізація даних, степінь не лінійності нейрона, синаптичних зв'язків, кількість нейронів прихованого шару тощо), які налаштовувалися в процесі навчання. Топологія ШНМ МГП для розв'язання поставленої задачі показана на рис. 2, де входи і виходи мережі вказано для одного з n -векторів. Перевагою цієї ШНМ на стадії навчання є те, що при значній зміні характеру зображення можливо реалізувати швидке перенавчання мережі на нових даних в автоматичному режимі без використання налагодження параметрів структури.

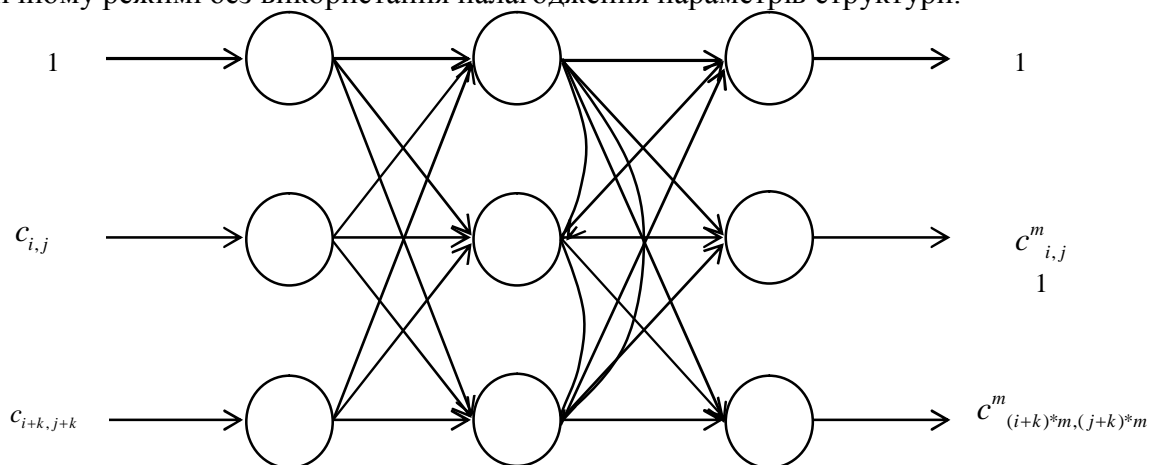


Рисунок 2 – Топологія ШНМ МГП для розв'язання поставленої задачі.

Навчання нейромережі для усіх експериментів, представлених у роботі, відбувалося на парі зображень із рис. 1.

Етап 3. Застосування навченої ШНМ МГП для розв'язання задачі збільшення роздільної здатності зображень відбувається шляхом завантаження файла з вхідним зображенням низької роздільності. Сам файл складається з n векторів v_n^t , які сформовано подібно до (4):

$$\begin{aligned}
 v_1^t &= (P_{1,1}) = (c_{i,j}, \dots, c_{i+k,j+k}), \\
 &\dots \\
 v_n^t &= (P_{n,n}) = (c_{i,j}, \dots, c_{i+k,j+k}),
 \end{aligned}
 \tag{5}$$

Високий рівень генералізації ШНМ МГП в умовах обмеженої вибірки навчальних даних забезпечує застосування її для вирішення поставленої задачі.

1.1. Оцінка ефективності роботи методу

У практичних експериментах використовувалися пари зображень високої та низької роздільної здатності. Оскільки для синтезованого зображення існував еталон, то для оцінки ефективності практичного використання методу збільшення роздільної здатності на основі штучних нейронних мереж використовувалися такі показники:

- середнє квадратичне відхилення (MSE) отриманого зображення $I^m(i, j)$ від еталона $F(i, j)$ [2]:

$$MSE = \frac{1}{l * l} \sum_{i=0}^{l-1} \sum_{j=0}^{l-1} |F(i, j) - I^m(i, j)|^2
 \tag{6}$$

- пікове співвідношення сигналу до шуму ($PSNR$) [2]:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE} \right)
 \tag{7}$$

- універсальний індекс якості (UIQ) еталонного (x) та отриманого (y) зображень [4] – коливається в межах $[-1, 1]$, де значення 1 набуває тоді і тільки тоді, коли $y_i = x_i$, для усіх $i = 1, 2, \dots, N$, значення -1 , коли $y_i = 2\bar{x} - x_i$ для усіх $i = 1, 2, \dots, N$.

$$Q = \frac{4\sigma_{xy}\bar{x} * \bar{y}}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)[(\bar{x})^2 + (\bar{y})^2]}, \quad (8)$$

де

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i, \quad (9)$$

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2, \sigma_y^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2, \quad (10)$$

$$\sigma_{xy} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}). \quad (11)$$

– індекс структурної подібності (*SSIM*) отриманого (*y*) та еталонного (*x*) зображень [5] – набуває значення 1 при повному збігу зображень, та 0 – в іншому випадку.

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (12)$$

де μ_x – середнє *x*, μ_y – середнє *y*, σ_x^2 – дисперсія *x*, σ_y^2 дисперсія *y*, σ_{xy} коваріація *x* та *y*, $c_1 = (k_1 * L)^2$, $c_2 = (k_2 * L)^2$, – змінні, де $L = 255$, $k_1 = 0,01$, $k_2 = 0,03$ [5].

2. Експериментальна частина

Для моделювання роботи методу використовувалися чотири 8-бітові зображення розміром 128×128 (табл. 1), для яких відомі еталони. Метою першого експерименту було визначення оптимального розміру, і відповідно, кількості блоків на які розбивалися зображення, для отримання найкращих результатів по усіх вищезазначених метриках. Зображення збільшувалося в чотири рази. Проведено 4 експерименти для кожного тестового зразка з розмірами блоків вхідного зображення 2×2 , 4×4 , 8×8 , 16×16 пікселів відповідно. Оцінку якості синтезованих зображень по відношенню до еталонів за усіма метриками відображено в табл. 2.

Таблиця 1

Зразки вхідних зображень що використовувалися для тестування.

| № зображення | 1. | 2. | 3. | 4. |
|--------------|---|---|--|---|
| Зображення |  |  |  |  |

Розбивши перше зображення на 64 блоки ми отримали найкращі оцінки по усіх метриках, де $SSIM = 1$, що означає, що ми отримали ідентичне до еталону зображення. Це пояснюється тим, що на цьому зображенні відбувалося навчання. Проте, зменшення кількості блоків, на які розбивається зображення показує загальну тенденцію до спадання генералізації ШНМ, що у свою чергу впливає на якість синтезованих зображень. Як видно з табл. 2, найкращі результати майже по усіх показниках для тестових зображень ми отримали в результаті розбиття зображення на 1024 блоки, тобто розміри блоків для зображення меншої та більшої роздільної здатності становили 4×4 та 16×16 пікселів відповідно.

Таблиця 2

Оцінка залежності якості синтезованих зображень від кількості блоків на зображенні

| Інформація про зображення | | Mean Square Error (MSE) | Peak signal-to-noise ratio (PSNR) | Universal image quality index (UIQ) | Structural SIMilarity index (SSIM) |
|---------------------------|----------------------------|-------------------------|-----------------------------------|-------------------------------------|------------------------------------|
| № вхідного зображення | К-сть блоків на зображенні | | | | |
| 1. | 4096 | 99.9064 | 28.1349 | 0.9980 | 0.8896 |
| | 1024 | 75.2453 | 29.3660 | 0.9985 | 0.9149 |
| | 256 | 125.3479 | 27.1496 | 0.9973 | 0.8057 |
| | 64 | 0 | - | 1 | 1 |
| 2. | 4096 | 61.7392 | 26.0427 | 0.8128 | 0.7960 |
| | 1024 | 141.7135 | 26.6167 | 0.8144 | 0.8200 |
| | 256 | 215.1863 | 24.8027 | 0.8100 | 0.7094 |
| | 64 | 477.9809 | 21.3367 | 0.7960 | 0.4612 |
| 3. | 4096 | 106.8862 | 27.8416 | 0.9973 | 0.8894 |
| | 1024 | 88.7478 | 28.6492 | 0.9976 | 0.9095 |
| | 256 | 184.4713 | 25.4715 | 0.9948 | 0.7646 |
| | 64 | 470.7858 | 21.4026 | 0.9857 | 0.5442 |
| 4. | 4096 | 592.9689 | 20.4005 | 0.9588 | 0.8261 |
| | 1024 | 578.3479 | 20.5089 | 0.9584 | 0.8471 |
| | 256 | 671.7846 | 19.8585 | 0.9562 | 0.7082 |
| | 64 | 780.5597 | 19.2067 | 0.9570 | 0.5359 |

Деякі результати роботи методу для наочного порівняння можна побачити на рис. 3.

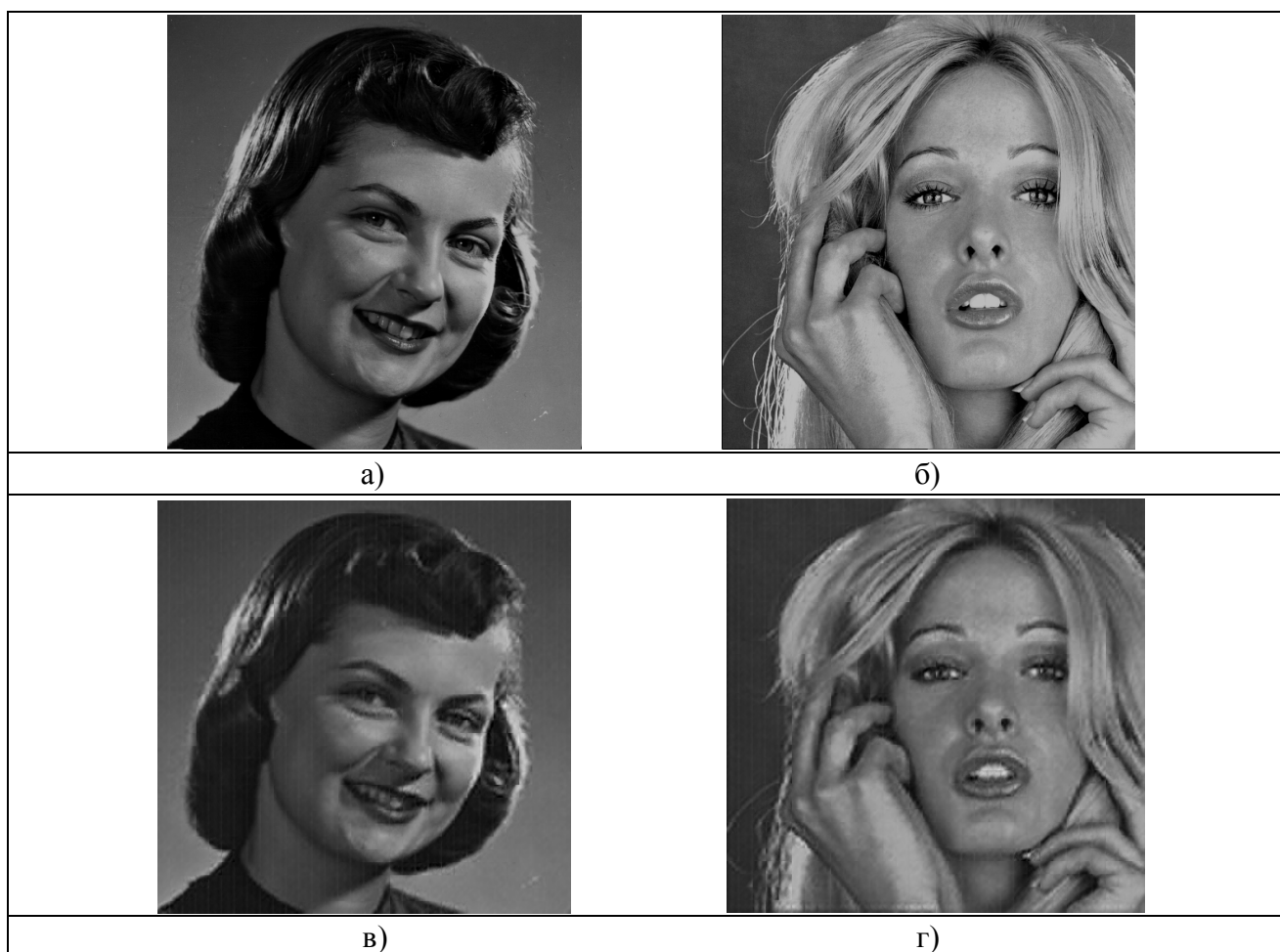




Рисунок 3 – Результати порівняння роботи методу: а) еталонне зображення №2, б) еталонне зображення №4; синтезовані на основі ШНМ зображення – в) № 2 з розбиттям на 1024 блоки; г) № 4 з розбиттям на 1024 блоки; д) № 2 з розбиттям на 256 блоків; е) № 4 з розбиттям на 256 блоків.

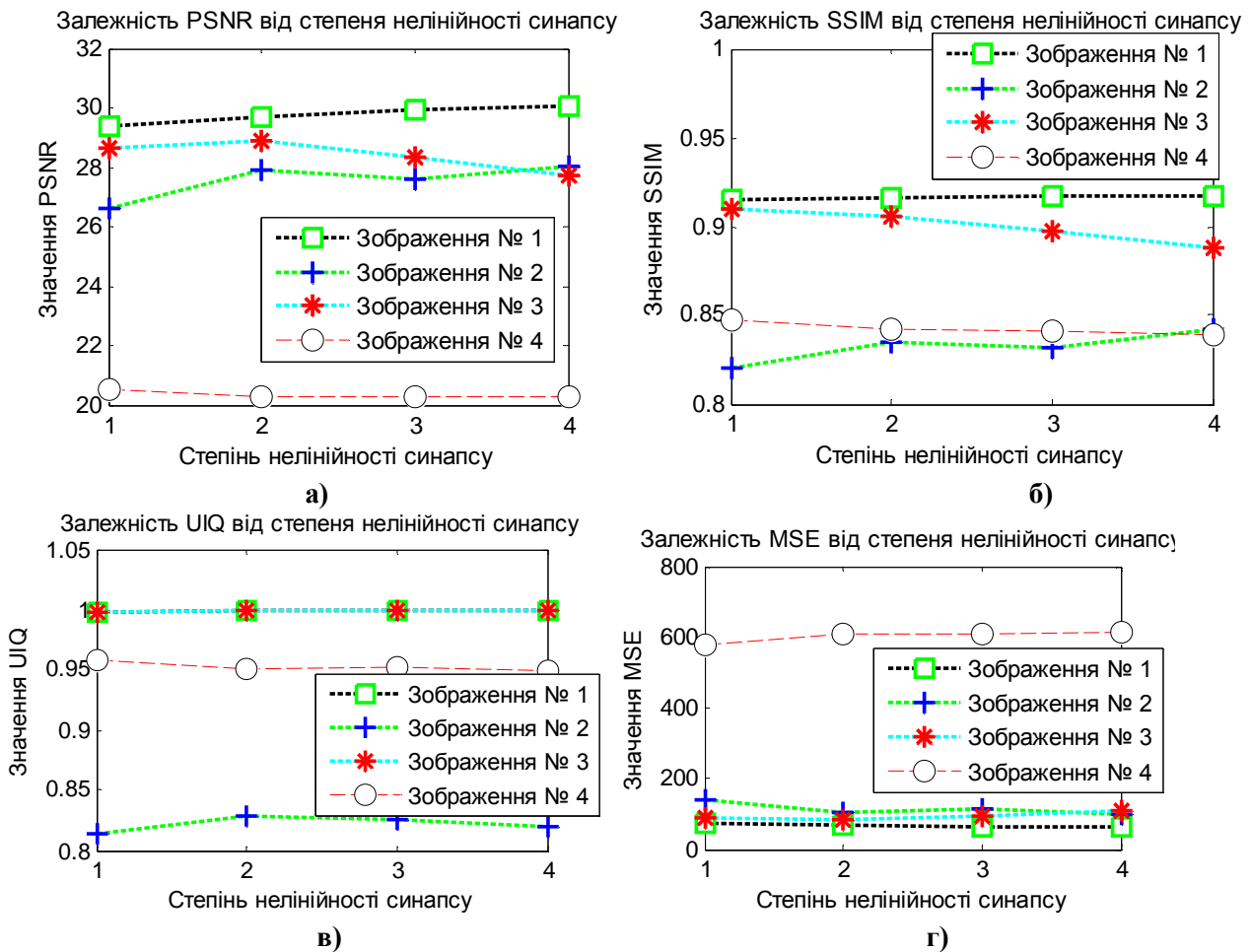


Рисунок 4 – Залежність показників якості синтезованих зображень: а) PSNR, б) SSIM, в) UIQ, г) MSE, від степеня нелінійності синапсу

Наступний експеримент передбачав пошук найкращих результатів щодо якості отриманого зображення зі зміною степеня нелінійності синаптичних зв'язків між нейронами. Змодельовано роботу методу на усіх тестових зразках при зміні цього параметра в діапазоні (1:4). Результати для 4 зображень по кожній метриці окремо представлені на рис. 4.

Індекс структурної подібності зображень, отриманий при різних степенях не лінійності синаптичних зв'язків для різних тестових зразків показує несуттєву тенденцію до збільшення чи до зменшення (залежно від зразка), що не впливає на візуальне сприйняття зображення, а лише уповільнює роботу методу. Варіація цієї метрики, як і інших, щодо генералізації роботи нейромережі дає змогу зробити припущення, що збільшувати цей параметр не має змісту, тому вирішення поставленої задачі повністю задовольняється лінійним синапсом.

3. Порівняння результатів роботи розробленого методу з відомими.

Отримані зображення з використанням запропонованого у роботі методу при збільшенні роздільної здатності в 4 рази порівнювалися із зображеннями, отриманими бікубічною інтерполяцією та методом найближчого сусіда. Результати порівняння для усіх тестових зображень подано на рис. 5 у відсотках, де за 100% брали найбільше з наявних значень відповідної метрики (PSNR або SSIM) для одного зображення.

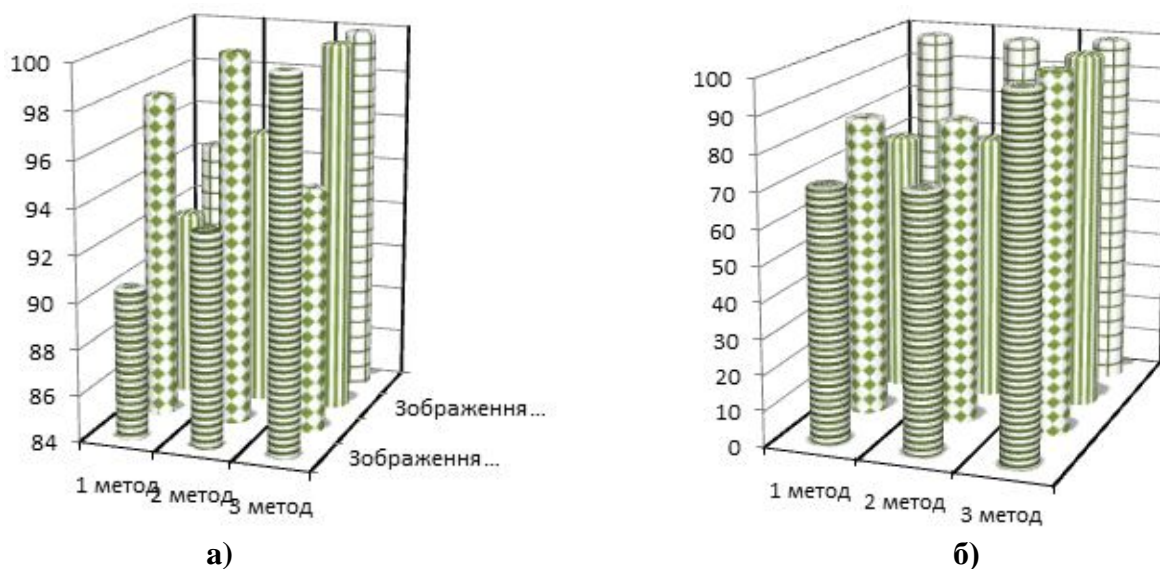


Рисунок 5 – Значення показників а) SSIM; б) PSNR синтезованих зображень методами: найближчого сусіда (1 метод), бікубічної інтерполяції (2 метод) та розробленого нейромережевого методу (3 метод)

4. Висновки

У роботі представлено новий метод збільшення роздільної здатності зображень на основі штучних нейронних мереж моделі геометричних перетворень. Проведено ряд експериментів щодо встановлення оптимальних характеристик при навчанні ШНМ. Експеримент щодо розбиття пари зображень високої і низької роздільної здатності на блоки показав, що найкращі результати збільшення зображення згідно експертних оцінок ми досягли при використанні вікон розбиття 4×4 та 16×16 пікселів для зображення низької та високої роздільної здатності відповідно. Налаштування різних степенів нелінійності синапсів у графічному інтерфейсі користувача func*net Express, який використовувався для навчання та тестування роботи методу, показує варіацію несуттєвого збільшення чи зменшення значення метрик для різних тестових зображень, проте збільшує час роботи ШНМ. Тому, при практичному застосуванні методу варто обмежитися лінійним синапсом. Теоретичні висновки, отримані при візуальному аналізі синтезованих зображень повністю підтверджуються результатами оцінки метриками *MSE*, *PSNR*, *UIQ* та *SSIM*. Порівняльний аналіз масштабованих у 4 рази зображень, отриманих нейромережевим методом та двома уже відомими, показує вищу якість за усіма чотирма показниками, що свідчить про доцільність застосування цього методу на практиці.

Список літератури

1. Пелешко Д. Д. Аналіз основних методів збільшення роздільної здатності зображень на основі технології super resolution / Д. Д. Пелешко, І. В. Ізонін, Ю. М. Пелех // Збірник наукових праць Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г. Є. Пухова. - 2013. - Вип. 67. - С. 162-169.
2. Рашкевич Ю.М. Нейроподібні методи, алгоритми та структури обробки сигналів і зображень у реальному часі / Ю.М. Рашкевич, Р.О. Ткаченко, І.Г. Цмоць, Д.Д. Пелешко: Монографія – Львів: 2014. – 256с.
3. Ткаченко Р. О. Засоби штучного інтелекту. Навчальний посібник / Р. О. Ткаченко, Н. О. Кустра, О. М. Павлюк, У. В. Поліщук. Львів: Видавництво Львівської політехніки, 2014. 204 с.
4. Zhou Wang, Alan C. Bovik / A Universal Image Quality Index // IEEE Signal Processing Letters, 2002, vol. 9, no. 3, pp. 81-84.
5. Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: From error visibility to structural similarity," IEEE Transactions on Image Processing, 2004, vol. 13, no. 4, pp. 600-612.
6. W. T. Freeman, T. R. Jones, and E. C. Pasztor. Example-based super-resolution. IEEE Computer Graphics and Applications, 22(2):56-65, 2002.
7. T.E. Bishop, S. Zanetti and P. Favaro Light Field Superresolution, Proc. IEEE Int'l Conf. Computational Photograph, 2009, p.1-9.

References

1. Peleshko D. Analysis of the main methods of increasing image's resolution based on the superresolution technology / D.D. Peleshko, I.V. Izonin, Yu.M. Pelekh // Scientific Papers of the Institute of modeling problems in power to them. G.E. Puchov. – 2013. – Vol. 67. – P. 162-169.
2. Yu.M. Rashkevych Neural methods, algorithms and structures for the signal and images processing in real time / Yu.M. Rashkevych, R.O. Tkachenko I.G. Tsmots, D.D. Peleshko Monograph – Lviv, 2014. – 256p.
3. Tkachenko R.O. Means of artificial intelligence. Textbook / R.O. Tkachenko, N. Kustra, A. Pavlyuk, U. Polishchuk. Lviv: Lviv Polytechnic National University Publishing House, 2014. 204 pp.
4. Zhou Wang, Alan C. Bovik / A Universal Image Quality Index // IEEE Signal Processing Letters, 2002, vol. 9, no. 3, pp. 81-84.
5. Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: From error visibility to structural similarity," IEEE Transactions on Image Processing, 2004, vol. 13, no. 4, pp. 600-612.
6. W. T. Freeman, T. R. Jones, and E. C. Pasztor. Example-based super-resolution. IEEE Computer Graphics and Applications, 22(2):56-65, 2002.
7. T.E. Bishop, S. Zanetti and P. Favaro Light Field Superresolution, Proc. IEEE Int'l Conf. Computational Photograph, 2009, p.1-9.

